

Comparaison de stratégies d'exploration multi-robot classiques et interactives en environnement peuplé

N. Kaldé^a F. Charpillet^a O. Simonin^b
nassim.kalde@loria.fr francois.charpillet@loria.fr olivier.simonin@insa-lyon.fr

^aInria, Villers-lès-Nancy, 54600, France.

Université de Lorraine, LORIA, CNRS UMR 7503, Vandoeuvre-lès-Nancy, 54506, France.

^bUniversité de Lyon, INSA-Lyon, CITI-INRIA F-69621, Villeurbanne, France.

Résumé

L'exploration multi-robot (EMR) consiste à observer efficacement tous les espaces inconnus d'un environnement. Cette tâche soulève de nombreux défis comme l'affectation des tâches, la coordination des robots, la planification des déplacements et la communication. Nous traitons ici l'exploration en environnement peuplé d'humains. Le déplacement et les actions des personnes rendent ces environnements dynamiques et donc difficiles à explorer. Toutefois, nous proposons d'examiner comment cette présence humaine peut constituer une aide plutôt qu'une gêne. Nous présentons un modèle d'exploration en environnement humain, et définissons un coût d'interaction homme-robot (IHR). Nous en déduisons un cadre formel d'exploration interactive inspiré d'une formalisation classique d'exploration aux frontières. Enfin, nous évaluons en simulation l'apport de la dimension interactive à l'exploration par frontières.

Mots-clés : Environnement, Coordination, Robotique collective, Interaction, Simulation multi-agents, Modèles de comportement agent

Abstract

Multi-robot exploration consists in efficiently observing all the reachable space of the environment. This task raises several issues concerning task allocation, robot coordination, path planning and communication. We are interested in exploring human-populated environments. Human movement and actions render these environments dynamic, and thus difficult to explore. In this paper, we propose to evaluate to which extent exploiting human presence can help rather than hinder exploration. We present a model for exploration in populated environments and define a human-robot interaction cost. We also formalise an interaction-based exploration framework inspired by classical frontier exploration. Finally, we evaluate the impact of consid-

ring human-robot interactions in frontier-based exploration.

Keywords: Environment, Coordination, Collective robotics, Interaction, Multi-agent Simulations, Agent Behavioural models

1 Introduction

Les robots mobiles s'immiscent dans notre quotidien et fournissent des services à la personne (e.g. guide, assistance [8, 17]) ou encore des loisirs (e.g. compagnie, danse [2, 19]). Cette intrusion des robots mobiles dans notre société doit se réaliser dans le respect des personnes et dans un souci de conformité sociale. Nos habitudes de déplacement et la reconnaissance de nos activités sont déjà étudiées [7, 10]. Ainsi, des robots peuvent prendre "conscience" des personnes en les observant afin de les comprendre et agir en conséquence.

L'introduction d'une conscience de l'humain dans un système robotique d'exploration en environnement peuplé peut constituer une piste d'étude intéressante. En effet, elle ouvre la voie à une approche d'exploration par interactions avec des personnes. La tâche d'exploration multi-robot (EMR) consiste à observer en un temps minimal la plus grande superficie d'un environnement inconnu. Dans des environnements peuplés, elle soulève de nouvelles interrogations (reconstruction fidèle et coordination efficace).

En terme de qualité de reconstruction, la séparation des aspects statiques (décor) et dynamiques (personnes, robots) des scènes est particulièrement difficile [11]. En effet, les perceptions des robots sont bruitées par la

dynamique de l'environnement.

Concernant la sélection des zones à explorer, la tâche est difficile car ces dernières apparaissent et disparaissent au gré des actions et des déplacements des gens. En effet, l'espace des positions atteignables par un robot est modifié dynamiquement selon l'occupation humaine de l'environnement.

Cependant, l'humain sait appréhender son environnement, percevoir, décider et agir de manière flexible. Il possède une "heuristique adaptative" selon l'environnement qui lui permet de se faufiler dans des espaces denses (*e.g.* les foules) aisément. Ainsi nous cherchons à exploiter ces "heuristiques humaines" comme autant d'"heuristiques d'exploration robotique" supplémentaires. Nous proposons une heuristique d'exploration paramétrable intégrant des présences humaines pour la sélection des zones à explorer ou des interactions à initier.

Nous poursuivons par un bref état de l'art en EMR, et nous situons notre approche parmi des applications d'IHR en robotique mobile. Dans la troisième section, nous formalisons le système multi-agents en environnement peuplé et présentons le cadre d'étude. La quatrième section définit l'approche d'exploration mixte robot-frontière/interaction et une proposition d'heuristique d'exploration pour établir des interactions de suivi. Par la suite, nous simulons une approche mixte pour mettre en avant la variabilité de performances d'une heuristique paramétrée selon l'environnement. Enfin, nous discutons les résultats obtenus et nos perspectives d'étude en termes d'apprentissage.

2 Travaux connexes

Dans un premier temps, cette section présente des travaux antérieurs dans le domaine de l'EMR. Puis, nous situons cette étude parmi des applications de l'IHR en robotique mobile.

2.1 Exploration Multi-Robot

L'exploration multi-robot consiste en l'acquisition efficace d'une représentation fidèle de l'environnement. Autrement dit, pour un support défini de représentation de l'environnement (*e.g.* graphe), comment se coordonner pour le compléter et le parcourir rapidement? Les solutions proposées peuvent se répartir selon des approches entre autres : non dirigées (random walk, Q-learning), dirigées [4, 6, 9, 12, 18, 20, 21, 27], ou bio inspirées [1, 13, 15, 25].

Au sein des approches dirigées nous distinguons les résolutions réactives (règles de navigation, [4, 21]), des résolutions par allocation de tâches ([6, 9, 12, 18, 27]). La résolution par allocation de tâches se fait par des algorithmes de recherche informés ou non informés.

Les algorithmes non informés tentent d'optimiser des coûts immédiats comme la distance ou l'énergie nécessaire pour accéder à une zone (inexplorée/frontière) [27]. Cette représentation peine à coordonner des robots proches ayant accès à des coûts immédiats quasi-similaires.

Les algorithmes informés incorporent des heuristiques (utilité, position, émotion) [6, 9, 18, 20]. Le principal inconvénient de ces algorithmes réside dans le choix souvent arbitraire ou expérimental de la pondération de l'heuristique. Nous cherchons une "heuristique paramétrable d'exploration robotique" pouvant imiter des "heuristiques adaptatives humaines".

2.2 Interaction Homme-Robot

L'IHR se définit comme l'étude des humains, des robots, et de leurs influences mutuelles [14].

Nous présentons une application en robotique mobile dans le cadre d'interactions établies par proximité, ou perception directe entre humain et robot ([2, 16, 17]). Ce type d'interaction correspond à une "Interaction Intime" issue de la classification d'IHR proposée par [26].

Nous citons la seule application d'IHR

en exploration robotique mobile à notre connaissance. Il s'agit du robot conversationnel Jijo qui possède un mécanisme d'apprentissage dit "ancré dans la société" [3]. Ce dernier s'informe en discutant avec des personnes. Il réalise un apprentissage semi-supervisé de son exploration en incorporant des heuristiques d'oracles localisés.

Notre étude réalise un pont entre l'IHR et les algorithmes informés d'allocation de tâches en EMR.

3 Formalisation du système multi-agents

Nous proposons un modèle pour représenter le système multi-agents en environnement peuplé. Dans un second temps, nous spécialisons ce modèle pour de l'exploration en introduisant des historiques d'observation ainsi qu'un critère de terminaison. Et finalement, nousinstancions notre modélisation d'étude.

3.1 Modélisation de l'environnement et des agents

En (1), l'environnement fermé \mathcal{E} évolue dans le temps. Cette évolution peut s'expliquer par les actions des agents (humains \mathcal{H} et robots \mathcal{R}) qui s'y trouvent. À chaque instant t , un robot \mathcal{R}_i de la flottille \mathcal{R} possède une configuration depuis laquelle il observe son environnement. \mathcal{O}_i^t correspond à un sous-ensemble (observé) de \mathcal{E} au temps t .

Formellement, soient :

- \mathcal{E} l'environnement (1)
- $\mathcal{R} = \{R_1, \dots, R_n\}$ un ensemble de robots
- $\mathcal{H} = \{H_1, \dots, H_m\}$ un ensemble d'humains
- $\mathcal{O}_i \subset \mathcal{E}$ l'observation de \mathcal{R}_i

3.2 Exploration et critère de terminaison

Pour le problème d'exploration, nous devons représenter l'environnement exploré par les robots au cours du temps. Nous considérons θ_i l'historique des observations \mathcal{O}_i de \mathcal{R}_i jusqu'au temps actuel t . De même

Θ est l'historique des observations de la flottille \mathcal{R} à t .

Ainsi nous avons

$$\begin{aligned}\theta_i^{0:t} &= \theta_i^{0:t-1} \cup \mathcal{O}_i^t \\ \Theta^{0:t} &= \bigcup_{i=1}^n \theta_i^{0:t}\end{aligned}\quad (2)$$

Il est important pour la flottille de savoir à quel moment l'exploration est terminée. Le critère de terminaison détermine cet instant et peut se définir au niveau local centré robot. Le robot termine l'exploration en se basant sur l'espace déjà exploré Θ . L'exploration est terminée s'il n'existe pas dans l'espace déjà exploré, une configuration qui apporterait une observation nouvelle.

3.3 Instanciation de l'environnement et des agents

Pour représenter \mathcal{E} nous choisissons une grille discrète bidimensionnelle de $l * L$ cellules. Chaque cellule peut prendre 4 états : inconnu (non observé), occupé (mur, objet), animé (humain, robot) et libre (vide). Les transitions d'état sont illustrées en FIG.1. Pour cette représentation de l'environnement, \mathcal{R} devient l'ensemble des cellules animées par des robots et \mathcal{R}_i décrit la position d'une de ces cellules sur la grille. La zone d'observation de chaque robot est limitée à un voisinage cellulaire.

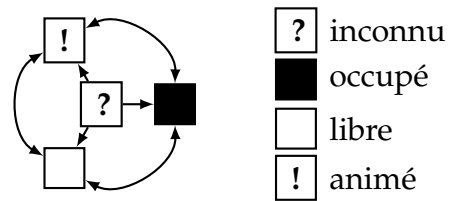


FIGURE 1 – Diagramme de transition d'état d'une cellule.

Nous représentons un environnement complet, un robot et une personne à $t = 1$ en FIG.2a. Le robot y occupe la cellule \mathcal{R}_1 en (3,2). L'humain se retrouve quant à lui sur la cellule \mathcal{H}_1 en (2,3). Nous choisissons le voisinage de Moore comme observation \mathcal{O}_i de l'environnement (c'est-à-dire les 8 cellules voisines de \mathcal{R}_i). Dans la FIG.2b, le carré centré en \mathcal{R}_1 est son voisinage de

Moore. À $t = 1$. L'environnement observé \mathcal{O}_1^1 est un ensemble de 8 cellules dont 5 libres, 2 occupées et 1 animée. L'environnement exploré $\theta_1^{0:1}$ se réduit pour l'instant à cette première observation.

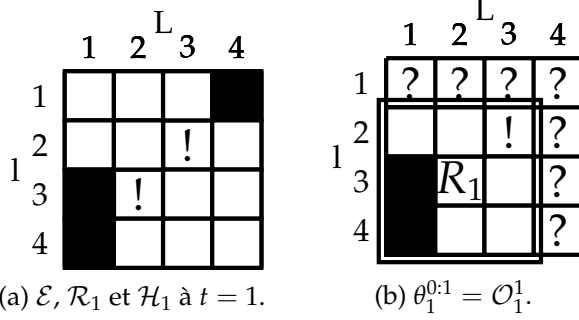


FIGURE 2 – Grille complète et observation du robot à $t=1$.

Nous avons montré comment instancier simplement un environnement à l'aide d'une grille discrète, des agents par des cellules localisées et des observations par un voisinage de Moore. Nous utilisons cette représentation pour étudier le problème d'exploration. À présent nous nous intéressons à une approche d'exploration mixte par frontière et interaction.

4 Approche d'exploration mixte par frontières et interactions

À présent, nous considérons le problème d'EMR défini comme un problème d'affectation de robots à des cibles dans un environnement inconnu [6, 9, 12]. Une solution au problème d'EMR définit une manière d'explorer cet espace inconnu, *i.e.* une façon d'affecter les robots de \mathcal{R} à des cibles de \mathcal{T} . Pour cela on cherche une matrice d'affectations $\mathcal{A}_{\mathcal{RT}}$ qui optimise une matrice de coûts $\mathcal{C}_{\mathcal{RT}}$ (cf. FIG.3).

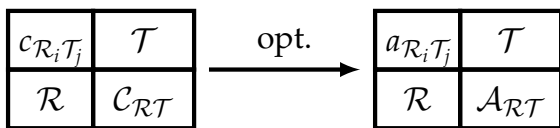


FIGURE 3 – L'exploration comme un problème d'affectation de tâches.

4.1 Problème d'exploration multi-robot, différentes approches

Nous montrons également comment des restrictions de l'espace des cibles définissent l'approche classique aux frontières, la nouvelle approche par interactions puis l'approche mixte. Voici quelques approches selon les cibles choisies.

Exploration par frontières :

Une frontière est la limite observée entre l'exploré et l'inexploré [27]. En choisissant les cibles dans l'ensemble des frontières \mathcal{F} on obtient le modèle classique suivant.

Soient :

$$c_{\mathcal{R}_i \mathcal{F}_j} \text{ le coût de } \mathcal{R}_i \text{ pour rejoindre } \mathcal{F}_j \quad (3)$$

$$a_{\mathcal{R}_i \mathcal{F}_j} = \begin{cases} 1 & \text{si } \mathcal{R}_i \text{ doit se rendre à } \mathcal{F}_j \\ 0 & \text{sinon} \end{cases}$$

Dans un environnement peuplé, cette approche peut échouer quand le passage vers une frontière affectée est encombré par des présences humaines par exemple.

Exploration par interactions :

Nous introduisons un modèle de stratégie d'exploration interactive prenant en compte les présences humaines pour des interactions possibles (ouvrir une porte, guider à travers une foule, etc). L'ensemble des cibles considéré ici est l'ensemble des humains \mathcal{H} .

Considérons à présent

$$c_{\mathcal{R}_i \mathcal{H}_j} \text{ le coût de l'interaction } \mathcal{R}_i - \mathcal{H}_j \quad (4)$$

$$a_{\mathcal{R}_i \mathcal{H}_j} = \begin{cases} 1 & \text{si } \mathcal{R}_i \text{ doit interagir avec } \mathcal{H}_j \\ 0 & \text{sinon} \end{cases}$$

Une interaction homme-robot est définie comme l'influence réciproque établie entre un humain et un robot, suivie par un ou plusieurs effets. En exploration, ces interactions peuvent mener à des zones auparavant verrouillées, améliorer la coordination des robots par la prise en compte de conseils provenant des humains ou également améliorer la navigation par du suivi de personnes. Cependant, une approche purement interactive dans un environnement habité peut être inefficace. En effet

dans un environnement faiblement peuplé et sans perception de présence humaine, les robots deviennent attentistes et font une pause dans l'exploration.

Exploration mixte :

Nous combinons l'approche par frontière et l'approche interactive au sein d'une approche mixte. L'exploration mixte permet aux robots d'initier des interactions avec des personnes et également de rejoindre des frontières dans l'environnement. Nous considérons donc l'ensemble des cibles \mathcal{G} , défini comme l'union des frontières et des personnes.

Soient

$$\begin{aligned} c_{\mathcal{R}_i \mathcal{G}_j} & \text{ le coût mixte de } \mathcal{R}_i \text{ et } \mathcal{G}_j \\ a_{\mathcal{R}_i \mathcal{G}_j} & = \begin{cases} 1 & \text{si } \mathcal{R}_i \text{ est assigné à } \mathcal{G}_j \\ 0 & \text{sinon} \end{cases} \end{aligned} \quad (5)$$

Cette approche est intéressante mais nécessite d'équilibrer les interactions et les affectations à des frontières. Nous montrons comment définir des coûts d'affectations à l'aide d'une heuristique paramétrable de pondération (interactions ou frontière).

4.2 Modèle mixte des coûts

Nous limitons les interactions robot-humain possibles à du suivi robotique d'humain. Le critère d'optimisation est d'explorer un environnement peuplé en parcourant la distance minimale, en un temps minimal. Ainsi, nousinstancions des coûts mixtes à l'aide de distances et de pénalités temporelles pondérées. Cette heuristique de pondération permet de moduler les interactions et les assignations de frontières, voir FIG.4.

Distance :

Nous incorporons les distances robot-cible comme coûts immédiats (FIG.4a). Ainsi, nous initialisons $\mathcal{C}_{\mathcal{R}\mathcal{G}}$ avec les matrices d'inter-distances robot-frontière et robot-

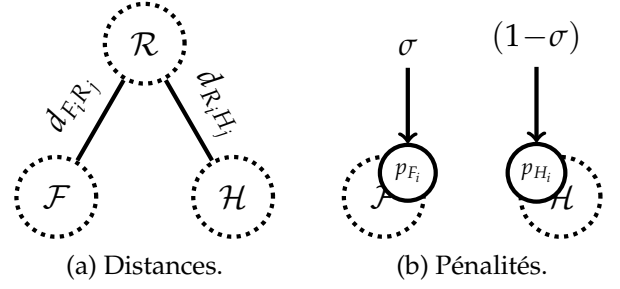


FIGURE 4 – Distances et pénalités considérées.

humain ($\mathcal{D}_{\mathcal{R}\mathcal{F}}, \mathcal{D}_{\mathcal{R}\mathcal{H}}$) en (6).

$$\begin{aligned} \mathcal{D}_{\mathcal{R}\mathcal{G}} &= (\mathcal{D}_{\mathcal{R}\mathcal{F}} | \mathcal{D}_{\mathcal{R}\mathcal{H}}) \\ \mathcal{D}_{\mathcal{R}\mathcal{X}} &= \begin{bmatrix} d_{R_1 X_1} & \cdots & d_{R_1 X_{|\mathcal{X}|}} \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ d_{R_n X_1} & \cdots & d_{R_n X_{|\mathcal{X}|}} \end{bmatrix} \end{aligned} \quad (6)$$

Les limites de cette représentation par distance sont multiples, en voici deux exemples :

- Un robot choisit une frontière, s'en rapproche puis se retrouve confronté à une foule qui l'empêche de progresser. Ici, le robot continuera à choisir sa cible de manière privilégiée parmi cette frontière et les interactions à proximité car la distance ne permet pas de réévaluer positivement les autres frontières.
- Un robot choisit une interaction de suivi avec une personne qui passe à proximité. De nouveaux espaces sont découverts en suivi, puis subitement, la personne s'arrête pour discuter, le robot s'arrête également. L'interaction se poursuit mais n'apporte plus rien, l'exploration s'éternise, et la gêne pour la personne s'intensifie.

D'une part, le robot doit être capable d'adapter son exploration selon la difficulté de progression, en réévaluant des frontières éloignées. Une solution envisageable est d'utiliser une distance planifiée sur la grille.

D'autre part, le robot doit être capable d'initier une interaction, la maintenir ou la

stopper si nécessaire. Une solution consiste à proposer une évaluation d'interaction a priori et de la mettre à jour a posteriori en cours d'interaction.

Pénalité :

Nous abordons ces deux questions à l'aide d'une heuristique de pénalités associées à chaque entité (frontière, humain), cf. FIG.4b.

Ces pénalités p_{X_i} représentent les temps d'oubli d'exploration d'une frontière ou d'inactivité d'un humain. La pénalité d'une frontière p_{F_i} se définit comme le temps écoulé depuis sa découverte et celle d'un humain p_{H_i} comme son temps d'inactivité observé. Nous définissons donc une matrice de pénalités $\mathcal{P}_{\mathcal{RG}}$, qui intègre les pénalités de frontières et d'humains ($\mathcal{P}_{\mathcal{RF}}, \mathcal{P}_{\mathcal{RH}}$), de manière normalisée et pondérée en (7).

$$\mathcal{P}_{\mathcal{RG}} = (\sigma \mathcal{P}_{\mathcal{RF}} | (1-\sigma) \mathcal{P}_{\mathcal{RH}}), \sigma \in [0, 1] \quad (7)$$

$$\mathcal{P}_{\mathcal{RX}} = \begin{bmatrix} p_{X_1} & \cdots & p_{X_{|X|}} \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ p_{X_1} & \cdots & p_{X_{|X|}} \end{bmatrix}$$

Le poids σ module les pénalités de frontières ou d'interactions de notre heuristique. Nous pourrions ainsi réduire les temps d'existence d'une frontière ou les interactions avec des humains à l'arrêt de manière préférentielle.

Distance et pénalité :

La matrice complète des coûts, incorporant les distances $\mathcal{D}_{\mathcal{RG}}$ et les pénalités $\mathcal{P}_{\mathcal{RG}}$ est exprimée en (8).

$$\mathcal{C}_{\mathcal{RG}} = \alpha \mathcal{D}_{\mathcal{RG}} + (1-\alpha) \mathcal{P}_{\mathcal{RG}}, \alpha \in [0, 1] \quad (8)$$

Le paramètre α module l'importance des coûts immédiats de distance et/ou de l'information provenant de l'heuristique de pénalité. Quand α est élevé, l'importance de l'heuristique est réduite au profit des coûts immédiats. Quant à σ , il répartit la pénalité sur les frontières et/ou interactions. Ainsi lorsque σ est grand, les frontières sont fortement pénalisées au profit des interactions.

Nous présentons l'influence de α et σ sur la formule des coûts dans le schéma (FIG.5).

Les valeurs prises par chaque paramètre varient de 0 à 1, la formule écrite sur chaque côté du carré est obtenue en fixant un paramètre à une valeur extrême.

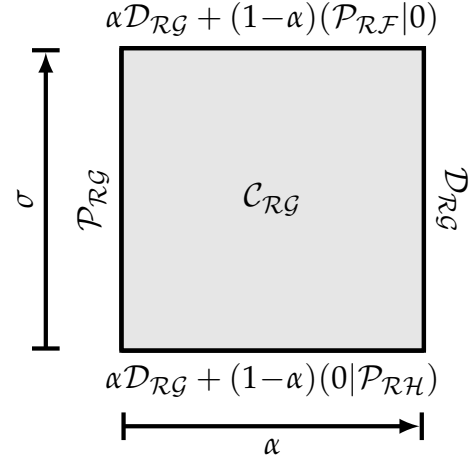


FIGURE 5 – Écriture de $\mathcal{C}_{\mathcal{RG}}$ selon les valeurs de α et σ .

Nous avons adopté une approche d'exploration mixte et défini une matrice de coût paramétrable basé sur une heuristique de pénalités d'inactivité. Nous évaluons à présent les performances en exploration pour deux stratégies d'optimisation selon la valeur des modulateurs (α, σ).

5 Cadre expérimental

Nous utilisons le simulateur V-REP [23] pour mettre en oeuvre nos expérimentations. Le modèle implémenté en simulation correspond à la modélisation d'étude présentée dans la section 3.3. Nous fournissons à présent des détails supplémentaires concernant la simulation.

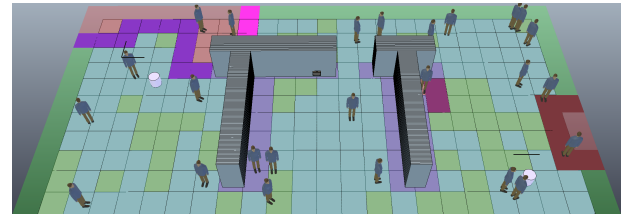


FIGURE 6 – Système multi-agent simulé dans V-REP.

Les robots partagent leur carte d'exploration à chaque instant par centralisation

d'une carte globale, ainsi les cellules frontières découvertes sont connues par tous les robots. Des cellules frontières voisines sont regroupées en une zone frontière. Au sein d'une zone frontière nous sélectionnons la cellule qui minimise les distances aux autres comme cible sur la frontière.

Le choix des cibles se fait localement pour chaque robot. Le robot prend en compte l'ensemble des frontières connues mais seulement les robots et les humains perçus dans son voisinage pour optimiser son affectation. La planification est réalisée par propagation d'un champ de potentiel [5].

5.1 Protocole expérimental

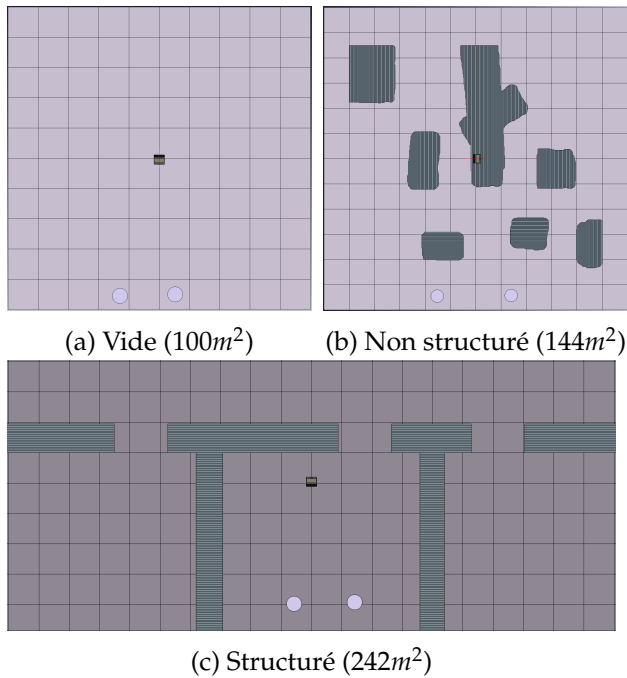


FIGURE 7 – Environnements

Les paramètres définis sont les suivants :

- Carte : Trois environnements sont utilisés, le premier est sans obstacle, le second présente des obstacles non structurés, et le dernier est organisé en salles. Les cartes sont présentées en (FIG.7).
- Densité de population : Chaque environnement est peuplé d'humains à 0, 10 ou 20%. Les individus se déplacent en ligne droite et évitent les obstacles par arrêt, manoeuvre.

- Nombre de robots : Deux explorateurs sont utilisés pour chaque expérience.
- Stratégie d'exploration : Nous utilisons deux stratégies d'optimisation des coûts.
La première est *minDist* où chaque robot choisit la cible de coût minimal parmi ses cibles possibles, [27].
La seconde est l'optimisation *gloutonne*, où à chaque étape l'assignation de coût minimal parmi toutes est sélectionnée jusqu'à assignation du robot courant.
- Modulation (α, σ) : Chaque modulateur est discrétisé de 0 à 1 par pas de 0.25.

5.2 Métriques d'évaluation

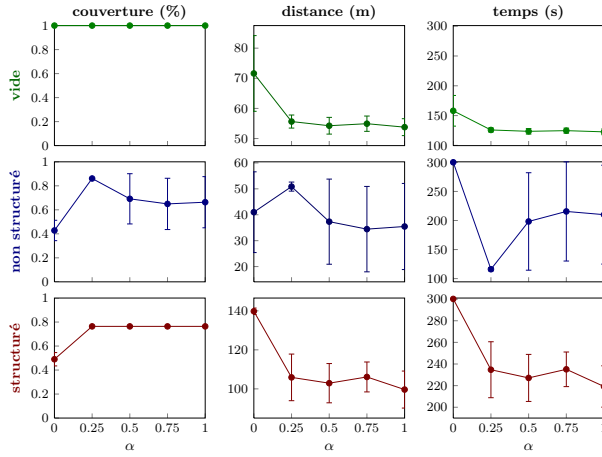
Nous évaluons chaque scénario à l'aide de métriques classiques en MRE : couverture, distance et temps.

À cela s'ajoute une métrique usuelle en IHR [22, 24], la "Demande d'Attention Robotique", qui évalue l'autonomie du robot dans sa tâche. Ici nous considérons le nombre d'interactions initiées pendant l'exploration.

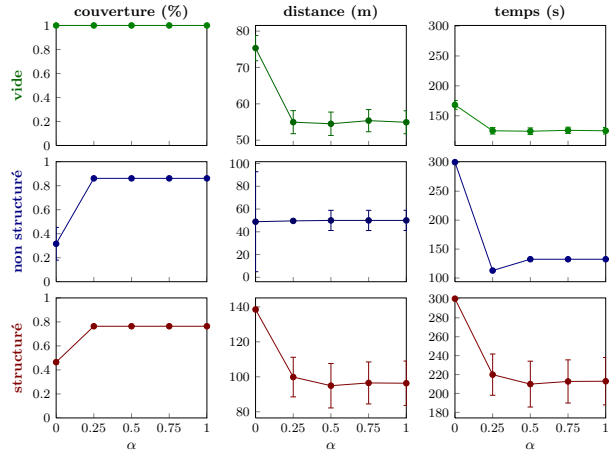
5.3 Résultats

Dans un premier temps nous considérons des environnements non dense (sans humain). Nous étudions l'influence du paramètre α sur les performances d'exploration en fixant σ à 1. Ceci permet de moduler uniquement la distance et la pénalité des frontières. La performance moyenne (30 répétitions) pour les optimisations *minDist* et *gloutonne* sont données Fig.8.

Sur la FIG.8a, dans l'environnement *non structuré*, l'optimisation *minDist* sans pénalité (α à 1) présente des améliorations significatives en temps et couverture pour α à 0.25. Pour les autres valeurs de α , la planification échoue car la cible choisie est une frontière observée mais inatteignable. En environnement dense, ce problème disparaît grâce à des interactions de proximité. Pour les autres environnements, plus α grandit, plus les pénalités s'estompent, et



(a) Influence de α sur l'optimisation *MinDist*.



(b) Influence de α sur l'optimisation *Gloutonne*.

FIGURE 8 – Les performances d'exploration (couverture, distance, temps) sont fournies pour trois environnements (vide, non structuré, structuré) sans présence humaine.

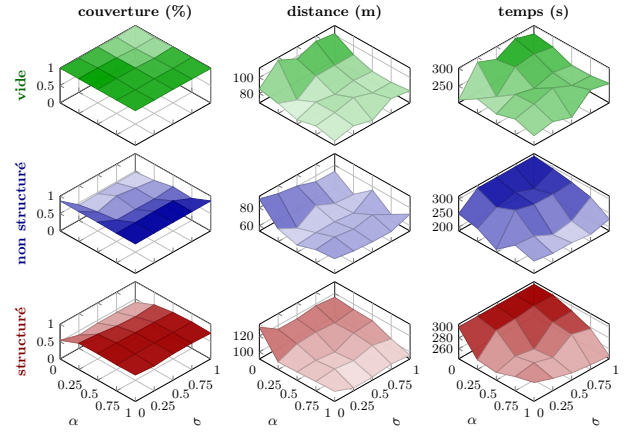
moins les robots effectuent d'aller-retours entre frontières éloignées. Les distances et temps d'exploration diminuent puis se stabilisent ($\alpha \geq 0.25$).

Sur la FIG.8b, l'optimisation *gloutonne* voit ses performances classiques (α à 1) atteintes à partir de 0.25. Le temps d'exploration le plus court est observé pour cette valeur.

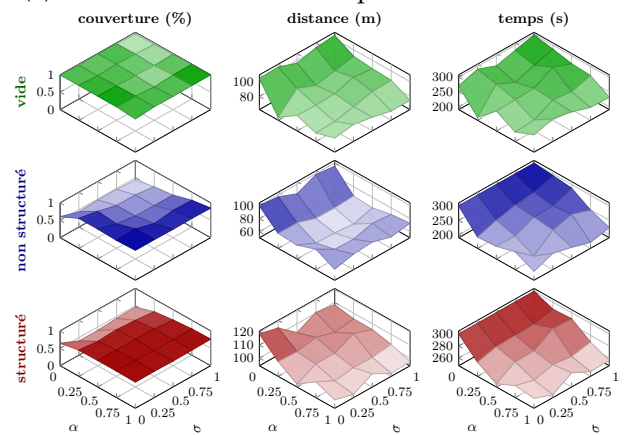
En conclusion, dans le cas non peuplé, la tendance générale au delà de 0.25 est similaire au cas classique sans pénalité pour les deux stratégies. L'approche mixte conserve donc l'efficacité de l'approche aux frontières en environnement non dense.

Dans un second temps, nous étudions les environnements denses (avec humains). L'environnement *structuré* est peuplé à 10%, les autres à 20% dans la limite d'un humain par m^2 . En environnement dense, des interactions sont possibles, la FIG. 9 présente les profils moyens de performance pour 5 répétitions de chaque combinaison (α, σ) selon l'optimisation *minDist* ou *gloutonne*. Lorsque σ grandit, la pénalité des interactions s'estompe au détriment de la pénalité des frontières.

Sur la FIG.9a, pour l'environnement *vide*, les meilleures couvertures sont situées en dessous de la diagonale qui relie $(\alpha, \sigma) = (0, 1)$. De plus, les critères de distance et temps sont minimisés en $(\alpha, \sigma) = (0.25, 0.25)$. Les pénalités y sont prépondérantes sur les dis-



(a) Influence de α et σ sur l'optimisation *MinDist*.



(b) Influence de α et σ sur l'optimisation *Gloutonne*.

FIGURE 9 – Les performances d'exploration (couverture, distance, temps) sont fournies pour trois environnements (vide, non structuré, structuré) avec présence humaine.

tances et les frontières privilégiées aux interactions. Cependant 150 interactions de suivi ont été initiées (RAD). En *environnement structuré*, les meilleures couvertures apparaissent dès $\alpha \geq 0.25$. Il est intéressant de noter que les meilleurs temps et distances sont autour de (0.5, 0.5). Dans cet environnement, les humains se déplacent dans le couloir en ligne droite, ainsi un robot peut découvrir le couloir par suivi.

À présent, considérons l'optimisation gloutonne en FIG.9b. Pour l'*environnement vide*, les meilleures performances sont atteintes pour (α, σ) en (0.75, 0.25) et (1, 1). En (0.75, 0.25) la distance est prépondérante sur les pénalités, et les frontières privilégiées aux interactions. Pour l'*environnement non structuré*, les meilleures couvertures sont aux bordures ($\alpha \geq 0.75, \sigma \leq 0.25$). Un bon compromis (couverture/distance) apparaît au milieu de l'espace des paramètres. Le meilleur ratio (couverture/temps) est en (0.75, 0.25). Dans l'*environnement structuré* les couvertures sont maximales dès $\alpha \geq 0.25$. En mettant la priorité sur les interactions ($\sigma = 0.75$) ou les frontières ($\sigma = 0.25$), les temps et distances peuvent être minimisés.

Nous concluons par une remarque : les environnements structurés semblent plus propices à des interactions de suivi bénéfiques. En effet le mode de déplacement simple des humains simulés fournit un comportement plus riche dans ce type d'environnement. Ils se mettent à se déplacer en ligne droite dans les couloirs par exemple. L'amélioration de notre heuristique par la prise en compte de directions de déplacement dans des lieux où les humains suivent des trajectoires privilégiées peut être intéressant.

6 Conclusion

Dans cet article, nous avons défini l'approche d'exploration par interaction robot-humain basée sur la restriction des cibles aux personnes perçues dans l'environnement. La proposition d'une approche mixte (frontières et interactions) ouvre la voie à l'exploitation des heuristiques "humaines adaptatives" d'appréhension de l'environnement. L'heuristique d'exploration "robo-

tique paramétrable" introduite se base sur des pénalités d'inactivité d'un humain ou d'oubli d'une frontière afin de permettre des interactions locales de suivi.

Nous avons montré en simulation que l'apport d'une dimension interactive à l'exploration peut s'avérer bénéfique même pour une heuristique simpliste. Ainsi ce travail ouvre la voie à l'incorporation d'heuristiques basées sur les présences humaines pour l'exploration. De plus la variabilité des performances observée selon l'environnement nécessiterait une adaptation. Des mécanismes d'apprentissage et de sélection dynamique des paramètres peuvent constituer un axe d'étude. Une mise en oeuvre dans un environnement réel instrumenté est également envisageable.

Références

- [1] Mihai Andries and François Charpillet. Multi-robot exploration of unknown environments with identification of exploration completion and post-exploration rendez-vous using ant algorithms. In *Proceedings of the IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems*, pages 5571–5578, 2013.
- [2] Ronald C. Arkin, Masahiro Fujita, Tsuyoshi Takagi, and Rika Hasegawa. An ethological and emotional basis for human-robot interaction. *Robotics and Autonomous Systems*, 42(3-4) :191 – 201, 2003.
- [3] Hideki Asoh, Yoichi Motomura, Futoshi Asano, Isao Hara, Satoru Hayamizu, Katsunobu Itou, Takio Kurita, Toshihiro Matsui, Nikos Vlassis, and Roland Bunschoten. Jijo-2 : An office robot that communicates and learns. *IEEE Intelligent Systems*, 16(5) :46–55, 2001.
- [4] Dimitar Baronov and John Baillieul. Reactive exploration through following isolines in a potential field. In *Proceedings of the American Control Conference*, pages 2141–2146, 2007.
- [5] Jerome Barraquand, Bruno Langlois, and J-C Latombe. Numerical potential field techniques for robot path planning. *IEEE Transactions on Systems, Man and Cybernetics*, 22(2) :224–241, 1992.
- [6] Antoine Bautin, Olivier Simonin, and François Charpillet. MinPos : A novel frontier allocation algorithm for multi-robot exploration. In *Proceedings of the 5th International Conference on Intelligent Robotics and Applications*, pages 496–508, 2012.
- [7] Maren Bennewitz, Wolfram Burgard, Grzegorz Cielniak, and Sebastian Thrun. Learning motion patterns of people for compliant robot mo-

- tion. *The International Journal of Robotics Research*, 24(1) :31–48, 2005.
- [8] Wolfram Burgard, Armin B Cremers, Dieter Fox, Dirk Hähnel, Gerhard Lakemeyer, Dirk Schulz, Walter Steiner, and Sebastian Thrun. Experiences with an interactive museum tour-guide robot. *Artificial intelligence*, 114(1) :3–55, 1999.
- [9] Wolfram Burgard, Mark Moors, Cyrill Stachniss, and Frank E. Schneider. Coordinated multi-robot exploration. *IEEE Transactions on Robotics*, 21(3) :376–386, 2005.
- [10] Amandine Dubois and François Charpillet. Human activities recognition with rgb-depth camera using hmm. In *Proceedings of the IEEE 35th International Conference of Engineering in Medicine and Biology Society*, pages 4666–4669, 2013.
- [11] Amandine Dubois, Abdallah Dib, and François Charpillet. Using hmms for discriminating mobile from static objects in a 3d occupancy grid. In *Proceedings of the 23rd IEEE International Conference on Tools with Artificial Intelligence*, pages 170–176, 2011.
- [12] Jan Faigl, Miroslav Kulich, and Libor Preucil. Goal assignment using distance cost in multi-robot exploration. In *Proceedings of the IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems*, pages 3741–3746, 2012.
- [13] Ettore Ferranti, Niki Trigoni, and Mark Levene. Brick&Mortar : an on-line multi-agent exploration algorithm. In *Proceedings of the IEEE International Conference on Robotics and Automation*, pages 761–767, 2007.
- [14] Michael A. Goodrich and Alan C. Schultz. Human-robot interaction : a survey. *Foundations and trends in human-computer interaction*, 1(3) :203–275, 2007.
- [15] Sven Koenig and Yaxin Liu. Terrain coverage with ant robots : a simulation study. In *Proceedings of the fifth international conference on Autonomous agents*, pages 600–607, 2001.
- [16] Kazuhiro Kosuge, Tomohiro Hayashi, Yasuhisa Hirata, and Ryosuke Tobiyama. Dance partner robot-ms dancer. In *Proceedings of the IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems*, pages 3459–3464, 2003.
- [17] Kazuhiro Kosuge and Yasuhisa Hirata. Human-robot interaction. In *Proceedings of the IEEE International Conference on Robotics and Biomimetics*, pages 8–11, 2004.
- [18] Luis Macedo and Amílcar Cardoso. Exploration of unknown environments with motivational agents. In *Proceedings of the Third International Joint Conference on Autonomous Agents and Multiagent Systems*, pages 328–335, 2004.
- [19] Marek P. Michalowski, Selma Sabanovic, and Hideki Kozima. A dancing robot for rhythmic social interaction. In *Proceedings of the ACM/IEEE International Conference on Human-Robot Interaction*, pages 89–96, 2007.
- [20] Stewart J Moorehead, Reid Simmons, and William L Whittaker. Autonomous exploration using multiple sources of information. In *Proceedings of the IEEE International Conference on Robotics and Automation*, pages 3098–3103, 2001.
- [21] Ryan Morlok and Maria Gini. Dispersing robots in an unknown environment. In Rachid Alami, Raja Chatila, and Hajime Asama, editors, *Distributed Autonomous Robotic Systems 6*, pages 253–262. Springer Japan, 2007.
- [22] Dan R. Olsen and Michael A. Goodrich. Metrics for evaluating human-robot interactions. In *Proceedings of NIST Performance Metrics for Intelligent Systems Workshop*, page 4, 2003.
- [23] Eric Rohmer, Surya PN Singh, and Marc Freese. V-rep : A versatile and scalable robot simulation framework. In *Proceedings of the IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems*, pages 1321–1326, 2013.
- [24] Aaron Steinfeld, Terrence Fong, David Kaber, Michael Lewis, Jean Scholtz, Alan Schultz, and Michael Goodrich. Common metrics for human-robot interaction. In *Proceedings of the 1st ACM SIGCHI/SIGART conference on Human-robot interaction*, pages 33–40, 2006.
- [25] Jonas Svennebring and Sven Koenig. Building terrain-covering ant robots : A feasibility study. *Autonomous Robots*, 16(3) :313–332, 2004.
- [26] Hideaki Takeda, Nobuhide Kobayashi, Yoshiyuki Matsubara, and Toyoaki Nishida. Towards ubiquitous human-robot interaction. In *Proceedings of the Working Notes for IJCAI Workshop on Intelligent Multimodal Systems*, pages 1–8, 1997.
- [27] Brian Yamauchi. A frontier-based approach for autonomous exploration. In *Proceedings of the IEEE International Symposium on Computational Intelligence in Robotics and Automation*, pages 146–151, 1997.